

DOI: <https://doi.org/10.36719/2789-6919/32/212-216>**Fərid Quluzadə**

Azərbaycan Dövlət Neft və Sənaye Universiteti

magistrant

guluzadafarid@gmail.com

REAL VAXTDA OBYEKTİN AŞKARLANMASI METODLARI

Xülasə

Real vaxtda obyektin aşkarlanması tətbiqləri əhatə edən kompüter görməsinin mühüm aspektidir. Buna əsas nəqliyyat vasitələri, müşahidə, robototexnika və artırılmış reallıq aiddir. Bu iş real vaxtda obyekt aşkarlamasını araşdıran texnikaları, onların süni intellektdəki əhəmiyyətini vurğulayır.

Əsas məqsəd şəkillər və ya video axınlarında obyektin sürətli və dəqiq identifikasiyasıdır. Dərin öyrənmə, xüsusən də Konvolyusional Neyron Şəbəkələr (CNN), obyekt aşkarlanmasında inqilab etdi. Emal sürətini artırmaq üçün GPU, TPU kimi aparat təminatı sürətləndiriciləri, FPGA-lar real vaxtda nəticə çıxarmağı asanlaşdırır.

Real vaxtda obyektin aşkarlanmasında çətinliklərə gecikmə, miqyas dəyişikliyi və qarışıq mühitlər daxildir. Tədqiqatçılar dəqiqlik və sürət arasındakı mübadilələri idarə etməlidirlər. Real vaxtda obyekt aşkarlanması müxtəlif tətbiqlərdə intellektual sistemlərə imkan verən kompüter görməsində əsas rol oynayır. Davamlı dərin öyrənmə alqoritmlərinin və aparat imkanlarının təkamülü bu sahənin sərhədlərini genişləndirir, onu süni intellektdə dinamik tədqiqat sahəsinə çevirir.

Açar sözlər: *Obyekt aşkarlama, dərin öyrənmə, real vaxtda aşkarlama, alqoritm aşkarlama, Konvolyusional Neyron Şəbəkələr, Tensor emal vahidləri*

Farid Guluzada

Azerbaijan State Oil and Industry University

master student

guluzadafarid@gmail.com

Real-time object detection methods

Abstract

Real-time object detection is an important aspect of computer vision involving autonomous applications. This includes basic vehicles, surveillance, robotics, and augmented reality. This work highlights real-time object detection techniques and their importance in artificial intelligence.

The main goal is fast and accurate object identification in images or video streams. Deep learning, especially Convolutional Neural Networks (CNN), has revolutionized object detection. Hardware accelerators such as GPU, TPU, and FPGAs facilitate real-time inference to increase processing speed.

Difficulties in real-time object detection include latency, scaling, and cluttered environments. Researchers must manage the trade-offs between accuracy and speed. Real-time object detection plays a key role in computer vision, enabling intelligent systems in a variety of applications. The continuous evolution of deep learning algorithms and hardware capabilities is pushing the boundaries of this field, making it a dynamic area of research in artificial intelligence.

Keywords: *Object detection, deep learning, real-time detection, algorithm detection, Convolutional Neural Networks, Tensor processing units*

Giriş

Real vaxt rejimində obyektlərin aşkarlanması sahəsi şəkillər və video axınları daxilində obyektlərin sürətli və dəqiq identifikasiyasını əhatə edən kompüter görməsinin əvəzedilməz tərəfi kimi meydana çıxdı. Bu qabiliyyət avtonom nəqliyyat vasitələri, robototexnika, müşahidə və artırılmış reallıq daxil olmaqla, müxtəlif tətbiqlərdə istifadəsi günü-gündən genişlənir. Vizual məlumat axınları daxilində obyektləri operativ şəkildə ayırd etmək və dəqiq yerləşdirmə qabiliyyəti qərar qəbul etmə proseslərində inqilab etmək və ən müasir texnologiyaların səmərəliliyini artırmaq potensialına malikdir. Real vaxtda obyektin aşkarlanması, dərin öyrənmənin, xüsusən də Konvolutsional Neyron Şəbəkələrinin (CNN) ortaya çıxması ilə transformativ dəyişikliklərə səbəb oldu. Bu neyron şəbəkələri zəif piksel məlumatlarından, dəqiqlik üçün vacib olan mürəkkəb nümunələri və xüsusiyyətləri ayırd etməyə imkan verən obyektin tanınmasıdır. Bu modellər real vaxt proqramlarının dinamik tələblərinə cavab verən dəqiqlik və sürət arasında tarazlıq yaratmaq üçün müxtəlif strategiyalardan istifadə edir. Real vaxt rejimində obyektin aşkarlanması prosesi məlumatların toplanması, ilkin hazırlıq mərhələsi, model təlimi və nəticə çıxarmaq daxil olmaqla bir sıra mərhələləri əhatə edir. Dərin öyrənmə modelləri obyektlərin etikətlənmiş nümunələrini ehtiva edən geniş verilənlər bazasında öyrədilir ki, bu da onlara obyektləri dəqiq aşkar etmək bacarığını əldə etməyə imkan verir. Nəticə zamanı bu modellər canlı video axınlarını və ya şəkillərin ardıcılığını operativ şəkildə təhlil edərək, müvafiq sinif etikətləri ilə birlikdə müəyyən edilmiş obyektlər ətrafında məhdudlaşdırıcı paketlər yaradır. Real vaxt imkanlarının axtarışı optimallaşdırma üsullarının həyata keçirilməsini zəruri edir. Performansı qoruyarkən model ölçüsünü azaldan modelin kvantlaşdırılması kimi strategiyalar birlikdə GPU və ya TPU (Tensor Processing Units) vasitəsilə aparat sürətləndirilməsinin istifadəsi ilə birlikdə real vaxt rejimində obyekt aşkarlama sistemlərinin emal sürətinin və ümumi səmərəliliyinin artırılmasına töhfə verir (Jabra, Alsharabi, 2023:12).

Real vaxtda obyekt aşkarlama sahəsi canlı tədqiqat sahəsi olaraq qalır. Tədqiqatçılar modelin dəqiqliyini, səmərəliliyini və uyğunlaşma qabiliyyətini artırmaq üçün davamlı olaraq yeni alqoritmləri, arxitekturaları və aparat təminatını araşdırırlar və bununla da real dünya senarilərində inkişaf edə bilən daha möhkəm və praktik real vaxt obyekt aşkarlama sistemləri yaradırlar.

Real vaxtda obyektin aşkarlanması şəkillər və ya video axınları daxilində obyektlərin müəyyən edilməsi və lokallaşdırılmasının əsas vəzifəsinə əsaslanır. Məqsəd əyani məlumatlar daxilində məhdudlaşdırıcı qutular vasitəsilə onların dəqiq mövqelərini təsvir edərkən obyektləri kateqoriyalara ayırmaqdır. Obyektin aşkarlanmasının trayektoriyası dərin öyrənmə üsullarının inkişafında və diqqətlə şərh edilmiş məlumat dəstlərinin mövcudluğu ilə sürətlə təkamül edir. Real vaxt rejimində obyektin aşkarlanmasının motivasiyası müxtəlif real dünya tətbiqlərində səmərəli və dəqiq vizual anlama sistemlərinə artan ehtiyacdən qaynaqlanır. Ənənəvi obyekt aşkarlama üsulları effektiv olsa da, tez-tez real vaxt rejimində işləmə problemlərini həll etməkdə çətinlik yaşanır, bu, vaxtında cavabların verilməsi vacib olduğu dinamik mühitlərdə çətinlik yaradır (Hail, 2022: 546).

Obyektin aşkarlanmasına ənənəvi yanaşmalar

Dərin öyrənməyə əsaslanan yanaşmaların ortaya çıxmasından əvvəl obyektin aşkarlanması üçün ənənəvi üsullar fiziki iş xüsusiyyətlərinə və xüsusi alqoritmlərə əsaslanırdı. Obyektin aşkarlanması üçün diqqətəlayiq ənənəvi yanaşmalardan bəziləri bunlardır (Jessie, David, 2015: 87).

Oriented Gradients Histogram (HOG): HOG təsvirin yerli faktura və forma məlumatını təmsil etmək üçün istifadə edilən xüsusiyyət analizçisidir. O, qradiyent oriyentasiyası məlumatını alır və obyektin kənarlarını və sərhədlərini aşkar etmək üçün qradiyent istiqamətlərinin histqramlarını hesablayır. HOG piyadaların aşkarlanması və digər obyektlərin aşkarlanması işlərində geniş istifadə edilmişdir.

Haar-like Features: Haar-kimi xüsusiyyətlər obyekt aşkarlanması üçün Viola-Jones alqoritmində istifadə olunan sadə düzbucaqlı filtrlərdir. Bu xüsusiyyətlər təsvirin xüsusi bölgələrində intensivlik dəyişikliklərini ələ keçirir və real vaxt tətbiqləri üçün hesablama baxımından səmərəlidir. Viola-Jones alqoritmı uzun sürətli aşkarlanması imkanları ilə tanınır.

Xüsusiyyətlərin Uyğunluğu: Miqyas Dəyişməyən Xüsusiyyət Transformasiyası (Scale-Invariant Feature Transform - SIFT) və Sürətləndirilmiş Güclü Xüsusiyyətlər (Speeded-Up Robust Features -

SURF) kimi xüsusiyyət uyğunlaşdırma üsulları, təsvirdə fərqli yerli xüsusiyyətləri aşkar edir və obyektin tanınması və izlənməsi üçün onları çərçivələr arasında uyğunlaşdırır. Bu üsullar obyektin aşkarlanması və təsvirin uyğunlaşdırılması tapşırıqları üçün istifadə edilmişdir.

Deformasiya olunan hissə modelləri (Deformable Part Models - DPM): DPM obyektləri deformasiya olunan hissələrin toplusu kimi təmsil edən obyekt aşkarlanması üçün klassik modeldir. O, hissələr arasında məkan əlaqəsini modelləşdirir və aşkarlama dəqiqliyini yaxşılaşdırmaq üçün obyektin görünüş dəyişikliklərini çəkir. DPM hərəkətli quruluşlu obyektləri aşkar etmək üçün istifadə edilmişdir.

Seçmə Axtarış: Seçmə Axtarış modeli obyektlərin aşkarlanmasında obyektlərin ola biləcəyi ehtimal olunan bölgələri yaratmaq üçün istifadə edilən təklif yaratma üsuludur. O, sonrakı emal üçün potensial obyekt bölgələrini əldə etmək üçün şəkili rəng, faktura və ölçü əsasında segmentləşdirir.

Obyektin aşkarlanmasına əhəmiyyətli yanaşmalar müəyyən ssenarilərdə təsirli olsa da, dərin öyrənməyə əsaslanan metodlar, xüsusən də real vaxt rejimində obyekt aşkarlama tapşırıqlarında dəqiqlik və səmərəlilik baxımından onları üstələyib.

Sürüşən Pəncərə əsaslı Metodlar - Sliding Window-based Methods

Sürüşən pəncərə əsaslı üsullar obyektin aşkarlanması üçün ilk əhəmiyyətli yanaşmalardan biridir. Bu üsullar müxtəlif yerlərdə və ölçülərdə olan obyektləri aşkar etmək üçün sabit ölçülü pəncərəni müxtəlif miqyasda təsvir üzərində hərəkət etdirməyi əhatə edir. Sürüşən pəncərə yanaşmaları əsasən dərin öyrənməyə əsaslanan metodlarla əvəz olunsa da, onlar obyekt aşkarlama üsullarının təkamülü haqqında dəyərli fikirlər verir. Sürüşən pəncərə əsaslı üsullara dair bəzi istinadlar verilmişdir (Shin, 2016: 921):

1. *İnsan aşkarlanması üçün istiqamətlənmiş qradientlərin histogramları.* Bu əsas məqalə bir çox sürüşən pəncərə əsaslı obyekt detektorlarının əsas komponentinə çevrilən İstiqamətləndirilmiş Qradientlərin Histogramı (HOG) xüsusiyyət deskriptorunu təqdim etdi. HOG deskriptoru obyektin kənarlarını təmsil etmək üçün yerli qradientlərin oriyentasiya məlumatlarını alır və piyadaların aşkarlanmasında geniş istifadə olunur.

2. *Hissə-hissə öyrədilmiş modellərlə obyektin aşkarlanması.* Bu iş obyekt aşkarlanması üçün Deformasiya olunan Hissə Modelləri (DPM) çərçivəsini təqdim etdi. DPM daha yaxşı aşkarlama dəqiqliyi üçün hissələr arasında məkan əlaqələrini modelləşdirərək obyekt hissələrini axtarmaq üçün sürüşən pəncərə yanaşmasından istifadə edir.

3. *Miqyası dəyişməyən Əsas Nöqtələrin Fərqli Şəkil Xüsusiyyətləri.* Bu model təqdim olunan Ölçüdə Dəyişməyən Xüsusiyyət Çevrilmə (SIFT) funksiyaların uyğunlaşdırılması və obyektin tanınması tapşırıqları üçün geniş istifadə olunur. Sürüşən pəncərələr tez-tez SIFT əsaslı metodlarda əsas nöqtələri aşkar etmək və təsvir miqyasında xüsusiyyət uyğunluğunu həyata keçirmək üçün istifadə olunur.

4. *Sadə Xüsusiyyətlərin Gücləndirilmiş Kaskadından istifadə edərək Obyektin Sürətli Aşkarlanması.* Bu model Haar-a bənzər xüsusiyyətlərə əsaslanan real vaxt rejimində obyekt aşkarlama üsullarından ən erkən və uğurlu olan Viola-Cons alqoritmini təqdim edir. Potensial obyekt yerləri üçün bütün təsviri skan etmək üçün Viola-Cons alqoritmində sürüşmə pəncərə texnikasından istifadə olunur.

Sürüşən pəncərəyə əsaslanan üsullar hesablama mürəkkəbliyi ilə məhdudlaşır, çünki onlar sürüşmə pəncərələrin çoxlu miqyasda hərtərəfli qiymətləndirilməsini əhatə edir və yüksək hesablama vaxtına səbəb olurdu (Duan, Chen, Houthoof, 2016: 1247).

Dərin öyrənməyə əsaslanan yanaşmaların inkişafı, yeni arxitekturaları tətbiq etməklə obyektin aşkarlanmasının sürətini və dəqiqliyini əhəmiyyətli dərəcədə yaxşılaşdırdı. Bu müasir üsullar praktik tətbiqlərdə sürüşmə pəncərə əsaslı yanaşmaları əhəmiyyətli dərəcədə əvəz edir, çünki onlar açıq pəncərə skanına ehtiyac olmadan real vaxt performansına nail olurlar.

Xüsusiyyət əsaslı yanaşmalar - Feature-based Approaches.

Xüsusiyyətlərə əsaslanan yanaşmalar həqiqətən obyekt aşkarlama metodlarının inkişafında mühüm rol oynadı və kompüter görmə tarixində əsas idi. Bu üsullar şəkillərdəki obyektləri müəyyən etmək üçün xüsusiyyətlərin çıxarılmasına və xüsusi alqoritmlərə əsaslanırdı. Dərin

öyrənməyə əsaslanan metodlar tərəfindən böyük ölçüdə üstələnsə də, xüsusiyyət əsaslı yanaşmalar daha təkmil texnikalara yol açmışdır. Aşağıda obyektin aşkarlanmasında istifadə olunan əsas xüsusiyyətlərdən bəziləri vurğulanıb (Zhang, Grosse, 2018: 321):

Sürət və Səmərəlilik: Real vaxt funksionallığına nail olmaq üçün sürətli kadr və ya təsvirin işlənməsi tələb olunur və sürətli R-CNN və YOLO kimi dərin öyrənmə metodologiyaları ağır hesablama tələb etməsi səbəbindən problem yaradır. Bunu həll etmək üçün tədqiqatçılar SSD və YOLOv3-tiny kimi yüngül arxitekturalar işləyib hazırlayıblar ki, bu da daha sürətli emal üçün dəqiqliyi müəyyən qədər pozur. Hesablama sürətinin artırılması GPU və ya TPU kimi aparat sürətləndirmə mexanizmləri vasitəsilə mümkündür.

Dəqiqlik: Aşkarlama dəqiqliyini qorumaq çox vacibdir, lakin dəqiq hesablama daha çox resurs tələb edir və sürətdə yavaşılamağa səbəb olur, sürəti artırmaq üçün isə dəqiqlik azaldılır. Sürətləndirmə zamanı dəqiqliyin azalmaması üçün qabaqcıl arxitekturalardan, ResNet kimi mürəkkəb magistrallardan və təlim zamanı hiperparametrlərin optimallaşdırılmasından istifadə edilə bilər.

Obyekt ölçüsü dəyişkənliyi: Real dünya səhnələrində obyekt ölçüsünü həll etmək xüsusiyyət piramida şəbəkələri (FPN - Feature Pyramid Networks) və anker qutuları kimi üsulları tələb edir. FPN çoxölçülü xüsusiyyətləri ilə işləyir, anker qutuları isə müxtəlif ölçülü obyektlər üçün proqnozları asanlaşdırır.

Məhdud hesablama resursları: Kənar cihazlarda və ya daxil edilmiş sistemlərdə resurs məhdudiyyətləri modelləri optimallaşdırmaq üçün çəki dəqiqliyini azaldaraq, yüngül arxitekturalar və model kvantlaşdırma üsulları vasitəsilə həll edilə bilər.

Nəticə

Real vaxt rejimində obyekt aşkarlama alqoritmlərini qiymətləndirərkən bir sıra ölçülər dəqiqliyi, səmərəliliyi və möhkəmliyi kəmiyyətcə qiymətləndirir. Əsas qiymətləndirmə göstəricilərinə aşağıdakılar daxildir (Stan, Jain, 2020: 10):

Dəqiqlik və geri çağırma: Dəqiqlik bütün proqnozlaşdırılan qiymətlər arasında dəqiq müsbət proqnozları ölçür, geri çağırma isə aşkarlama dəqiqliyini və sistemin hədəf obyektləri müəyyən etmək qabiliyyətini qiymətləndirərək faktiki qitmətlər arasında dəqiq müsbət proqnozları ölçür.

Orta Dəqiqlik (AP-Average Precision): AP ümumi performansın qiymətləndirilməsi üçün dəqiqlik-geri çağırma əyrisini sintez edərək, müxtəlif geri çağırma səviyyələrində orta dəqiqlik dəyərlərini alır.

Birlik üzərində kəsişmə (IoU-Intersection over Union): IoU həqiqi müsbət və ya yanlış müsbət təsnifatları təyin edərək proqnozlaşdırılan və əsas həqiqəti məhdudlaşdıran qutular arasında üst-üstə düşməyi kəmiyyətləşdirir.

Hər saniyədə kadr sayı (FPS-Frames per Second): FPS real vaxt tətbiqləri üçün vacib olan emal sürətini göstərir.

Nəticə vaxtı: Nəticə vaxtı real vaxt səmərəliliyini əks etdirən hər kadr üçün modelin işləmə müddətini ölçür.

Orta dəqiqlik (mAP-Mean Average Precision): mAP hərtərəfli performansın qiymətləndirilməsi üçün obyekt sinifləri üzrə orta AP dəyərlərini hesablayır.

Dəqiqlik və sürət mübadiləsi: Dəqiqliyi və emal sürətini balanslaşdırır, optimal model və ya konfigurasiya seçiminə kömək edir.

Yaddaş izi: Resurs məhdud cihazlar üçün vacib olan model yaddaş saxlama tələblərini qiymətləndirir.

Güc effektivliyi: Gücü məhdud cihazlar üçün əhəmiyyətli olan enerji istehlakını ölçür. Hərtərəfli qiymətləndirmə bu ölçüləri birləşdirir, tətbiq üçün xüsusi tələblərə və məhdudiyyətlərə uyğunlaşdırılır.

Ədəbiyyat

1. Jabra, M., Alsharabi, N. (2023). Deep learning based DeepFake video detection. Tokio, 55 p.
2. Hail, (2002). International Conference on Smart Computing and Application (ICSCA). Səudiyyə Ərəbistan. 788 p.
3. Jessie, P., David. (2015). Faster R-CNN: Towards real-time object detection with region proposal networks. Tianjin. 99 p.
4. Shin, C. (2016). Deep convolutional neural networks for computer-aided detection: CNN architectures, dataset characteristics and transfer learning. Beijing. 1298 p.
5. Duan, Y., Chen, X., Houthoof, R., Schulman, J., Abbeel, P. (2016). Benchmarking deep reinforcement learning for continuous control. New York. 1338 p.
6. Zhang, Y., Grosse, R. (2018). Track, then Decide: Category-Agnostic Vision-based Multi-Object Tracking. New York. 332 p.
7. Stan, Z., Li Anil, Jain, K. (2020). Handbook of Face Recognition. 20 p.
8. Hitaishi Verma. (2023). Real Time Facial Recognition with Deep Learning. 196 p.

Göndərildi: 29.02.2024

Qəbul edildi: 17.04.2024